

基于梯度 DPSO 算法在舰船电力系统网络重构

王锡淮 李军军 肖健梅

(上海海事大学电气自动化系 上海 200135)

摘要 综合考虑各级负载的供电恢复与最少开关操作数,建立了舰船电力系统故障恢复模型。针对微粒群优化算法,通过增加离散化过程,提出了一种具有普适性的离散化方法。结合微粒群寻优过程中的梯度信息,对算法迭代过程进行了分析,构造出一种基于梯度法的离散化微粒群优化算法,提高了收敛速度。舰船电力系统网络故障恢复算例表明,该方法能获得更好的故障恢复方案,并具有优良的收敛性能。

关键词: 舰船电力系统 微粒群优化 梯度 故障重构

中图分类号: TM711

Network Reconfiguration of the Shipboard Power System Based on Gradient Discretization Method of Partical Swarm Optimization

Wang Xihuai Li Junjun Xiao Jianmei

(Shanghai Maritime University Shanghai 200135 China)

Abstract A kind of integrated fault restoration model of the shipboard power system is put forward, in which the service restoration of all loads and the number of switches are taken into consideration. Based on the particle swarm optimization algorithm, a discretization process is added and a universal discretization method is proposed. The gradient information in the particles' optimization procedure and the iterative process for the algorithm is analyzed. Then a kind of discretized particle swarm optimization (DPSO) based on gradient method is presented, which integrated the particle swarm optimization with the gradient method. The computational efficiency is enhanced. Shipboard power system fault restoration tests show that better service restoration can be provided by this method, which possesses strong convergence capability.

Keywords: Shipboard power system, particle swarm optimization, gradient, fault reconfiguration

1 引言

舰船电力系统(Shipboard Power System, SPS)在实际运行中,由于战损或操作不当以及设备本身的问题,可能导致各种故障或非正常运行状态,甚至整个电力系统的供电中断,影响战斗及航行安全。舰船电力系统由于其使命的特殊性,需要系统在出现故障时能最大限度地恢复对失电区域的供电,并

对快速性的要求也非常严格。

对舰船电力系统的网络重构研究,目前还处于起步阶段。文献[1]运用启发式方法进行故障区域的重构,尽管运算简单,但不能保证最大限度地恢复重要负载的供电;文献[2]运用网络流的方法研究系统故障的恢复,但没有考虑负载的优先性;文献[3]采用一种基于加速遗传算法对系统进行故障恢复,考虑了重要负载的恢复与开关操作数,但没有考虑非重要负载的恢复。本文根据舰船电力系统的特点,综合考虑各级负载的故障恢复与最少开关操作数,建立了舰船电力系统网络重构综合故障恢复的离散

优化模型。

微粒群优化算法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 是一种基于群智能的进化计算技术, 由 Eberhart 和 Kennedy 提出^[4], 源于对鸟 (鱼) 群捕食行为的研究。系统初始化为一组随机解, 通过迭代搜寻最优值, 目前 PSO 已广泛应用于函数优化, 神经网络训练, 模糊系统控制及其他遗传算法应用的领域^[5]。

标准微粒群优化算法受限, 仅适用于连续问题的求解。Eberhart 和 Kennedy 于 1997 年第一次提出了一种离散二进制 PSO 算法^[6]。杨红孺等也提出了一种离散 PSO 算法^[7]。但它们都是基于二进制编码, 限制了算法的使用范围。本文在标准微粒群优化算法的基础上, 增加了离散化过程, 提出了一种微粒群离散化方法。并结合微粒群寻优过程中的梯度信息, 对惯性权重作了适当的调整, 加快了微粒群优化算法的收敛速度。利用本文方法对舰船电力系统网络重构进行了求解, 获得了较好的故障恢复方案, 并对其收敛情况进行了分析。

2 舰船电力系统网络重构

图 1 为一舰船电力系统网络的示意图^[8]。发电机通过主配电板环形连接, 然后通过区段配电板向负荷供电, 有些重要负载直接接在主配电板上。图中 G 为发电机, C 为区域配电板, L 为负载。重要负载采用两路供电, 实线代表正常供电线路, 虚线代表备用供电线路。

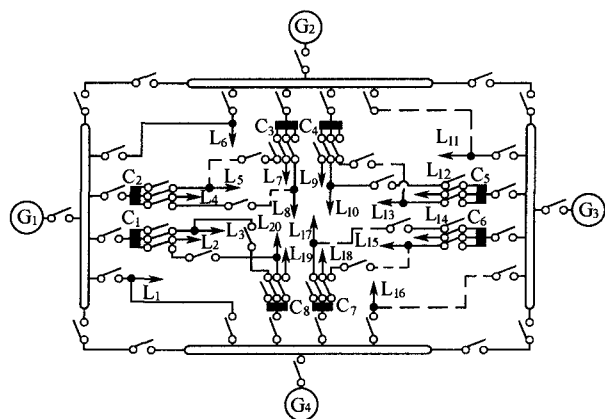


图 1 舰船电力系统简化结构图

Fig.1 Simplified figuration of shipboard power system

舰船电力网络的故障恢复问题是一个具有等式约束和不等式约束的非线性离散优化问题^[9], 现综合考虑各级负载故障恢复、开关操作数最小, 建立如下的舰船电力系统网络重构综合故障恢复模型。

2.1 目标函数

$$\min F = \lambda_1 \sum_{i=1}^{N_1} (1-x_i) L_{g1i} + \lambda_2 \sum_{j=1}^{N_2} (1-x_j) L_{g2j} + \lambda_3 \sum_{k=1}^{N_3} (1-x_k) L_{g3k} + \mu \sum_{r=1}^M z_r \quad (1)$$

其中, N_1 、 N_2 、 N_3 分别为一级、二级、三级负载的个数, 负载总数 $N_L = N_1 + N_2 + N_3$; L_{g1i} ($i=1, 2, \dots, N_1$), L_{g2j} ($j=1, 2, \dots, N_2$), L_{g3k} ($k=1, 2, \dots, N_3$) 分别表示一级、二级、三级负载; λ_1 , λ_2 , λ_3 分别为一级、二级、三级负载的权重系数, μ 为开关的权重系数; $x_i, x_j, x_k=0$ 或 1, 表示负载的卸载或供电; $z_r=0$ 或 1 ($r=1, 2, \dots, M$), 分别表示开关在重构中保持正常供电或发生变化。

本文优先考虑一级、二级负载, 若令集合 $A_1 = \{\lambda_1 L_{g1i} \mid i=1, 2, \dots, N_1\}$, 集合 $A_2 = \{\lambda_2 L_{g2j} \mid j=1, 2, \dots, N_2\}$, 集合 $A = A_1 \cup A_2$ 。则选取的参数 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \mu$ 须满足

$$\lambda_3 \sum_{k=1}^{N_3} (1-x_k) L_{g3k} + \mu \sum_{q=1}^M z_q < \min(A) \quad (2)$$

2.2 约束条件

2.2.1 系统的连接性约束及辐射状限制

指对能够恢复供电的重要负荷, 正常供电路径或备用路径有且仅有一条闭合, 即

$$z_{i\alpha} + z_{i\beta} = 1 \quad i=1, 2, \dots, \Omega \quad (3)$$

式中 $z_{i\alpha}, z_{i\beta}=0$ 或 1, 分别表示为同一负载的正常、备用开关处于打开或闭合状态; Ω 为转换开关的个数。

2.2.2 容量约束

对于支路, 要求支路的容量不超过允许值, 即

$$y_i S_{Ci} \leq C_i \quad i=1, 2, \dots, N_f \quad (4)$$

式中, S_{Ci} 为支路 i 的所需容量值; $y_i \in \{0, 1\}$, 表示支路 i 闭合或断开; C_i 为支路 i 的容量允许值; N_f 为支路总数。

3 微粒群优化算法

3.1 标准微粒群优化算法

微粒群优化算法最初是为了图形化地模拟鸟群优美而不可预测的运动。人们通过对动物社会行为的观察, 发现在群体中对信息的社会共享有利于在演化中获得优势, 并以此作为开发 PSO 算法的基础, 形成了 PSO 的最初版本^[4]。之后, Shi 等^[10]引入惯性权重 ω 来更好地控制开发和探索, 形成了当

前的标准版本。

设 f 为定义在 D 维欧氏空间 E^D 的某一区域上的函数, 令 N 表示微粒数, $X_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{iD})^T$, $V_i = (V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{iD})^T$ 以及 $f(X_i)$ 分别表示第 i 个微粒的位置、速度和此时的适应度, 其中 $i=1, 2, \dots, N$. $X_i^{pb} = (X_{i1}^{pb}, X_{i2}^{pb}, \dots, X_{iD}^{pb})^T$ 表示第 i 个微粒在其搜索过程中到达过的最佳位置, $X^{gb} = (X_1^{gb}, X_2^{gb}, \dots, X_D^{gb})^T$ 表示整个微粒群中全部微粒遇到的最优解。系统初始化过程将微粒随机分布在整个问题空间, 通过迭代逐步取得优化解, 整个过程中每个微粒均通过跟踪 X^{pb} 和 X^{gb} 来确定自身的移动规律。具体描述为

$$V_{id}^{t+1} = \omega V_{id}^t + c_1 R(X_{id}^{pb} - X_{id}^t) + c_2 R(X_d^{gb} - X_{id}^t) \quad (5)$$

$$X_{id}^{t+1} = X_{id}^t + V_{id}^{t+1} \quad (6)$$

式中, $d=1, 2, \dots, D$; $t=1, 2, \dots, t$ 为迭代次数, c_1 和 c_2 为两个正常数, 称为认知和社会参数; R 为 $[0, 1]$ 之间的随机数; ω 为惯量。

此外, 微粒的速度 V_{id} 被一个最大速度 $V_{\max, d}$ 所限制。如果当前对微粒的加速导致它在某维的速度 V_{id} 超过该维的最大速度 $V_{\max, d}$, 则该维的速度被限制为 $V_{\max, d}$ 。

3.2 微粒群算法的离散化

上述的标准 PSO 限于连续问题的处理, 而舰船电力系统网络重构的模型是一个离散模型。为此, 在标准 PSO 每代微粒群生成之后, 增加一个离散化过程, 对微粒群离散化

$$X_{id}^t \xrightarrow{\text{discretize}} DX_{id}^t \quad (7)$$

其中 DX_{id}^t 是 X_{id}^t 离散化后的离散值, 也即问题所需的编码。微粒 $X_i^t = [X_{i1}^t, X_{i2}^t, \dots, X_{iD}^t]$ 离散化之后的 $DX_i^t = [DX_{i1}^t, DX_{i2}^t, \dots, DX_{iD}^t]$ 即对应问题的一个解。

将 X_{id}^{pb}, X_d^{gb} 离散化后的 DX_{id}^{pb}, DX_d^{gb} 看作微粒群所在连续空间的两个位置。在 PSO 迭代公式中, 通过 DX_{id}^{pb}, DX_d^{gb} 而不是 X_{id}^{pb}, X_d^{gb} 来引导微粒群的运动, 以期微粒群向最优区域飞行; 而当前微粒仍采用 X_{id}^t 。则式 (5) 调整为

$$V_{id}^{t+1} = \omega V_{id}^t + c_1 R(DX_{id}^{pb} - X_{id}^t) + c_2 R(DX_d^{gb} - X_{id}^t) \quad (8)$$

式 (8)、式 (6) 即为离散化 PSO 的迭代公式。

对于离散化过程的处理, 我们提出一种设定区间的离散化方法。所解决离散问题的编码以一维数组 $[Q_1, Q_2, \dots, Q_D]$ 为例, Q_d ($d=1, 2, \dots, D$)

的可能状态为 $S_{d1}, S_{d2}, \dots, S_{dm}$ 。若第 t 代微粒 i 的实数编码为: $[X_{i1}^t, X_{i2}^t, \dots, X_{iD}^t]$ 。在 X_{id}^t ($i=1, 2, \dots, N$) 取值范围内设定 m 个不同区间 $S_{p1}, S_{p2}, \dots, S_{pm}$, 对应 Q_d 的可能状态 $S_{d1}, S_{d2}, \dots, S_{dm}$ 。在 PSO 计算过程中, 若 $X_{id}^t \in S_{pj}$ ($j=1, 2, \dots, m$), 则将微粒 i 的这一维离散化为 S_{dj} , 即 $DX_{id}^t = S_{dj}$ 。

必须注意: 对 X_{id}^t , 其各区间 ($S_{p1}, S_{p2}, \dots, S_{pm}$) 互不相交, 即 $S_{pj} \cap S_{pk} = \emptyset$ ($j, k=1, 2, \dots, m, j \neq k$) (\emptyset 为空集); 当 $\bigcup_{j=1}^m S_{pj} = R$ 时, 无需对 X_{id}^t

进行越界处理; 否则, 需进行越界处理。

将这样的离散化 PSO 称为标准离散化 PSO (Standard Discretized PSO, SDPSO)。

3.3 基于梯度法的离散化微粒群算法

与其他智能优化算法一样, 标准 PSO 算法利用种群进行随机搜索, 没有使用梯度信息。而微粒群寻优过程中的梯度信息往往包含目标函数的一些重要信息。

对于函数 $f(X)$, $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$, 其梯度可表示为

$$\nabla f(X) = \left[\frac{\partial f(X)}{\partial X_1}, \frac{\partial f(X)}{\partial X_2}, \dots, \frac{\partial f(X)}{\partial X_n} \right]^T$$

函数值的最速下降方向是负梯度方向。

本文结合梯度法, 对 PSO 进行分析, 利用微粒群迭代过程中的梯度信息, 对参数 ω 进行了调整, 构造出一种基于梯度法的离散化微粒群算法 (Discretized PSO Based on Gradient Method, GDPSO)。

比如, 对求 $\min f(X)$ 问题 (若是求 $\max f(X)$ 问题, 可以加一个负号将其转化为求 $\min f(X)$ 问题), 式 (8) 和式 (6) 是微粒群第 t 代到第 $t+1$ 代的迭代公式, 而第 $t-1$ 代到第 t 代有

$$X_{id}^t = X_{id}^{t-1} + V_{id}^t \quad (9)$$

从第 $t-1$ 代到第 t 代, 对微粒 i , 梯度为

$$\nabla f(X_i) = \frac{f(X_i^t) - f(X_i^{t-1})}{X_i^t - X_i^{t-1}} = \frac{f(X_i^t) - f(X_i^{t-1})}{V_i^t}$$

其负梯度方向即为

$$-\nabla f(X_i) = \frac{f(X_i^{t-1}) - f(X_i^t)}{V_i^t}$$

若 $f(X_i^{t-1}) > f(X_i^t)$, 则 V_i^t 与其负梯度方向一致, 而 V_{id}^t 是 V_{id}^{t+1} 的一部分, 将式 (8) 中的 ω 取正, 保留这部分的作用; 若 $f(X_i^{t-1}) < f(X_i^t)$, 则 V_i^t 与

其负梯度方向相反, 将式 (8) 中的 ω 以一定概率置负, 以使 ωV_{id}^t 与其负梯度方向保持一致; 若 $f(X_i^{t-1}) = f(X_i^t)$, 梯度为 0, 也将式 (8) 中的 ω 取正。这样做的目的是加快搜索速度, 减少搜索的盲目性。即在式 (8) 中, 当 $f(X_i^{t-1}) \geq f(X_i^t)$ 时, $\omega = \omega_1$; 当 $f(X_i^{t-1}) < f(X_i^t)$ 时, 对微粒 i 的每维, ω 以 ρ 的概率取 ω_2 , 以 $1-\rho$ 的概率取 $\omega_3 > 0$, 即

$$\omega = \begin{cases} \omega_2 & \text{rand} < \rho \\ \omega_3 & \text{rand} > \rho \end{cases}$$

其中, $\omega_1 > 0$, $\omega_2 < 0$, $\omega_3 > 0$, rand 是 (0, 1) 上的一个随机数, $\rho \in [0, 1]$ 。一般 ρ 取一个比较小的数, 以避免算法陷入局部极值。

由上述内容可知, 根据梯度信息对惯性权重 ω 进行的调整从第三代才可以开始。基于梯度法的离散化微粒群算法的具体步骤如下:

(1) 初始化微粒群, 包括随机位置和速度。

(2) 采用设定区间法, 按式 (7) 对微粒群进行离散化, 并计算各微粒的适应度。

(3) 将 X_{id}^t 离散化后的 DX_{id}^t 作为 DX_{id}^{pb} , 将最优的 DX_{id}^{pb} 作为 DX_d^{gb} 。

(4) 若当前代数 ≥ 3 , 则根据梯度信息对惯性权重 ω 进行调整; 若当前代数 < 3 , 转至步骤 (5)。

(5) 按式 (8)、式 (6) 迭代生成下一代微粒群。

(6) 采用设定区间法, 按式 (7) 对微粒群进行离散化, 并计算各微粒的适应度。

(7) 将当前微粒对应的 DX_i^t 与 DX_i^{pb} 、 DX^{gb} 比较, 若 DX_i^t 更优则更新 DX_i^{pb} 、 DX^{gb} 。

(8) 如未达到终止条件, 则返回步骤 (4); 如达到终止条件, 输出结果, 程序结束。

4 微粒群优化算法的求解

在本文算法中, 须将 PSO 的实数编码离散化为离散问题的编码。则需要对舰船电力系统网络重构问题的编码 $[Q_1, Q_2, \dots, Q_D]$ 及其每维的可能状态 $S_{d1}, S_{d2}, \dots, S_{dm}$ 进行预先设置。

求解故障恢复问题主要有三种编码方式: 对所有开关开合状态进行二进制编码, 利用联络开关进行编码及采用向上节点作为变量进行编码。本文中舰船电力系统网络重构的编码采用针对负荷的 0、1、2 编码^[11-12], $D=N_L$, 0 代表失电, 1 代表正常路径供电, 2 代表备用路径供电。由于在故障情况下, 有些负荷会失去正常供电, 则有四种不同供电状况

的负载。对有正常供电有备用供电的负荷, $m=3$, $S_{d1}=0, S_{d2}=1, S_{d3}=2$; 对有正常供电无备用供电的负荷, $m=2$, $S_{d1}=0, S_{d2}=1$; 对无正常供电有备用供电的负荷, $m=2$, $S_{d1}=0, S_{d2}=2$; 对无正常供电无备用供电的负荷, $m=1$, $S_{d1}=0$ 。本文分别用 I 负荷, II 负荷, III 负荷, IV 负荷来表示这四种负荷。

这样, 每维的可能状态最多为 3 种, 方便了 PSO 离散化过程的处理; 系统的连接性约束及辐射状限制也自动获得了满足。

而对于系统容量约束, 采用惩罚函数法, 在目标函数上增加一个惩罚项, 并以此作为求解的适应度函数。

5 算例分析

以图 1 所示的舰船电力系统为例, 对各支路进行编号, 系统符号示意图如图 2。1~104 表示支路 $B_1 \sim B_{104}$, “·” 为设备或线路端点, “↓” 为负荷, “×” 为常闭开关, “—/—” 为常开开关。负载的工作电流值及负荷等级见表 1。各发电机的容量为 320kW, 线路容量为 420A。则要求各发电机的实际功率不得超过 320kW, 各条线路的实际电流值不得超过 420A。故障前所有负荷均由正常供电线路供电。

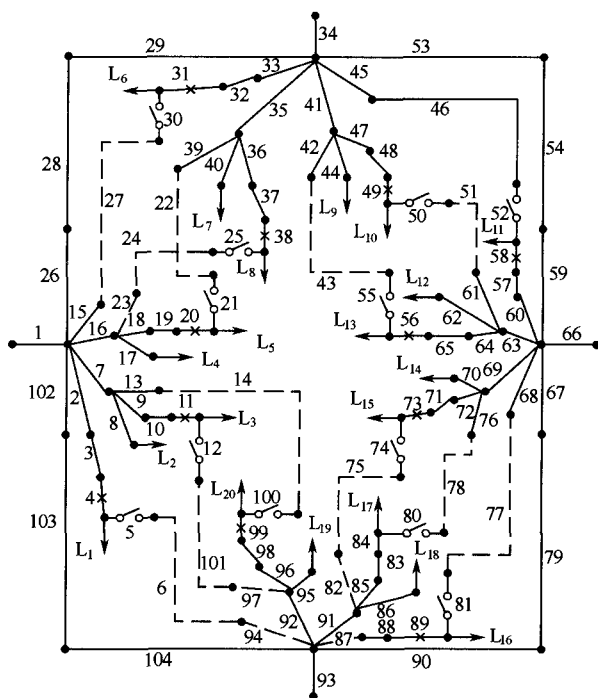


图 2 舰船电力系统的符号示意图

Fig.2 Signal representation of the shipboard power system

表 1 系统负载的工作电流值及负荷等级

Tab.1 Working current and load grade of load attributes in the system

编号	电流值/A	等级	编号	电流值/A	等级
L ₁	70	1	L ₁₁	225	1
L ₂	120	3	L ₁₂	205	3
L ₃	200	2	L ₁₃	110	2
L ₄	150	3	L ₁₄	72	3
L ₅	160	2	L ₁₅	87	2
L ₆	100	1	L ₁₆	100	1
L ₇	80	3	L ₁₇	205	2
L ₈	325	1	L ₁₈	200	2
L ₉	185	3	L ₁₉	165	3
L ₁₀	44	2	L ₂₀	30	2

假设系统中支路 B₁₀, B₆₃ 发生故障, 采用离散化 PSO 对该故障进行恢复计算。式 (1) 的参数设置为 $\lambda_1=1$, $\lambda_2=1$, $\lambda_3=0.01$, $\mu=1$, 经过计算分析, 符合式 (2) 的要求。

这里采用两种区间设定的方法, 第一种: 对 I 负荷, $S_{p1}=(-\infty, 1)$, $S_{p2}=[1, 2)$, $S_{p3}=[2, +\infty)$; 对 II 负荷, $S_{p1}=(-\infty, 1)$, $S_{p2}=[1, +\infty)$; 对 III 负荷, $S_{p1}=(-\infty, 2)$, $S_{p2}=[2, +\infty)$; 对 IV 负荷, $S_{p1}=(-\infty, +\infty)$ 。第二种: 对 I 负荷, $S_{p1}=(-\infty, 0.5)$, $S_{p2}=[0.5, 1.5]$, $S_{p3}=(1.5, +\infty)$; 对 II 负荷, $S_{p1}=(-\infty, 0.5)$, $S_{p2}=[0.5, +\infty)$; 对 III 负荷, $S_{p1}=(-\infty, 1)$, $S_{p2}=[1, +\infty)$; 对 IV 负荷, $S_{p1}=(-\infty, +\infty)$ 。第一种方法中, 各区间分界点位于 S_{d1} , S_{d2} , ..., S_{dm} ; 第二种方法中, 各区间分界点位于以 S_{d1} , S_{d2} , ..., S_{dm} 为端点的各线段中点。

这两种设置, 各区间互不相交, $\bigcup_{j=1}^m B_j = R$, 无需进行越界处理。用 SDPSO1, SDPSO2 分别表示这两种设定区间的标准离散化 PSO, 微粒数 20, 最大代数 40, $\omega=0.729$, $c_1=c_2=1.49445$; GDPSO 采用第二种区间设定方法, 参数设置为 $\omega_1=\omega_3=0.729$, $\omega_2=-0.15$, $\rho=0.15$ 。采用 Matlab6.5 编程工具, 计算机的配置为: PIV2.40GHz 的 CPU, 256MB 内存, Windows XP 操作系统。

这几种方法与基于能量熵的伪梯度遗传算法 (EPGGA)、遗传算法 (GA)^[13] 的故障恢复结果比较见表 2, 上述几种离散化 PSO 的搜索情况见表 3。

表 2 几种方法的故障恢复结果比较

Tab.2 Comparison of different methods for fault restoration results

算法	收敛到最佳解概率(%)	最优恢复方案	最少开关操作数/次	最佳收敛代数
L ₃ , L ₁₃ 由备用路径恢复供				
SDPSO1	5	电; L ₂₀ 改由备用路径供电;	6	16
L ₄ , L ₇ , L ₁₂ 卸载				
L ₃ , L ₁₃ 由备用路径恢复供				
SDPSO2	100	电; L ₁₂ 卸载	3	5
L ₃ , L ₁₃ 由备用路径恢复供				
GDPSO	100	电; L ₁₂ 卸载	3	2
L ₃ , L ₁₃ 由备用路径恢复供				
EPGGA	100	电; L ₆ , L ₁₇ 改由备用路径供	5	9
电; L ₁₂ 卸载				
L ₃ , L ₁₃ 由备用路径恢复供				
GA	96	电; L ₆ 改由备用路径供电;	7	87
L ₄ , L ₁₂ , L ₁₄ , L ₁₉ 卸载				

表 3 几种离散化 PSO 的搜索结果比较

Tab.3 Comparison of different DPSO for search results

	SDPSO1	SDPSO2	GDPSO
最优适应度	6.03	5.05	5.05
平均适应度	9.5735	5.05	5.05
收敛到最佳解平均代数	18.0000	11.3000	7.7000
收敛到最佳解平均时间/s	0.0351	0.0205	0.0145

由表 2 可以看出, SDPSO2 与 GDPSO 的最优故障恢复方案较 EPGGA、GA 更优: 与 EPGGA 比较, 省去了改由备用路径供电的负载, 与 GA 比较, 减少了卸载负载; 最少开关操作数也更少。而且具有较少的计算时间。可见本文建立的综合故障恢复模型更为全面合理, 更适合舰船电力系统网络的故障恢复; 本文的离散化 PSO 在求解离散问题上具有较强的搜索能力。

表 2、表 3 中, SDPSO1 的结果较 SDPSO2 差很多, GDPSO 在收敛代数与时间上明显优于 SDPSO2。可见不同的设定区间的结果差别很大, 合适的设定区间会获得明显更优的搜索结果, 第二种设定方法较为合适; 而基于梯度法的离散化 PSO 可以获得明显更快的收敛速度。

6 结论

本文建立了舰船电力系统网络重构综合故障恢

复模型。该模型优先考虑了重要负载的恢复,并能最大限度地保证各级负载的供电恢复及开关操作数量最少。

在标准微粒群优化算法的基础上,增加了离散化过程,提出了一种标准离散化 PSO,给出了离散化 PSO 的迭代公式。提出一种简单可行的设定区间离散化方法。并在微粒群迭代过程中,根据梯度信息对惯性权重进行了调整,构造出一种基于梯度法的离散化微粒群算法。

采用离散化 PSO 对舰船电力系统网络进行故障恢复,分析了不同设定区间对搜索结果的影响,并对标准离散化 PSO、基于梯度法的离散化 PSO 的收敛情况进行了比较分析,验证了基于梯度法的离散化 PSO 的优越性。

参考文献

- [1] Bulter K L, Sarma N D R. General reconfiguration methodology for AC radial shipboard power systems[C]. IEEE 2000 Power Engineering Society Winter Meeting, 2000: 1226-1230.
- [2] Bulter K L, Sarma N D R, Prasad V R. Network reconfiguration for service restoration in shipboard power distribution systems[J]. IEEE Transactions on Power System, 2001, 16 (4): 653-661.
- [3] 杨秀霞, 张晓锋, 张毅. 基于加速遗传算法的舰船电力系统故障恢复[J]. 电工技术学报, 2005, 20(5): 53-57.
Yang Xiuxia, Zhang Xiaofeng, Zhang Yi. Shipboard power system service restoration based on the accelerated genetic algorithm[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2005, 20 (5): 53-57.
- [4] Eberhart R C, Kennedy J. Particles swarm optimization[C]. IEEE International Conference on Neural Network, Perth, Australia, 1995.
- [5] 谢晓锋, 张文俊, 杨之廉. 微粒群算法综述[J]. 控制与决策, 2003, 18 (2): 129-134.
Xie Xiaofeng, Zhang Wenjun, Yang Zhilian. Overview of particle swarm optimization[J]. Control and Decision, 2003, 18 (2): 129-134.
- [6] Kennedy J, Eberhart R C. A discrete binary version of the particle swarm algorithm[C]. Proc. of the 1997 Conf. on Systems, Man, and Cybernetics. 1997: 4104-4108.
- [7] 杨红儒, 高洪元, 庞伟正, 等. 基于离散粒子群优化算法的多用户检测器[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2005, 37 (9): 1303-1306.
Yang Hongru, Gao Hongyuan, Pang Weizheng, et al. Multiuser detector based on discrete particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2005, 37 (9): 1303-1306.
- [8] 杨秀霞, 张晓锋, 张毅. 大型舰船电力系统网络重构研究[J]. 海军工程大学学报, 2004, 16 (2): 44-47.
Yang Xiuxia, Zhang Xiaofeng, Zhang Yi. Network reconfiguration of large shipboard power system[J]. Journal of Naval University of Engineering, 2004, 16 (2): 44-47.
- [9] 张毅, 杨秀霞. 舰船电力系统网络重构研究综述[J]. 电工技术学报, 2005, 20 (8): 1-6.
Zhang Yi, Yang Xiuxia. Review of shipboard power system network reconfiguration[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2005, 20 (8): 1-6.
- [10] Shi Yuhui, Eberhart R. A modified particle swarm optimizer[C]. Proc IEEE Int Conf on Evolutionary Computation, 1998: 69-73
- [11] 杨秀霞, 张晓锋, 张毅, 等. 基于启发式遗传算法的舰船电力系统网络重构研究[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23 (10): 42-46.
Yang Xiuxia, Zhang Xiaofeng, Zhang Yi, et al. The study of network reconfiguration of the shipboard power system based on heuristic genetic algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23 (10): 42-46.
- [12] 何芳, 蔡兴国. 基于改进遗传算法的舰船电力系统网络重构[J]. 电工技术学报, 2006, 21 (9): 25-30.
He Fang, Cai Xingguo. Network reconfiguration of shipboard power system based on improved genetic arithmetic[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2006, 21 (9): 25-30.
- [13] 张毅, 杨秀霞. 一种基于能量熵的快速遗传算法研究[J]. 系统工程理论与实践, 2005, (2): 123-128.
Zhang Yi, Yang Xiuxia. A fast genetic algorithm based on energy-entropy[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2005 (2): 123-128.

作者简介

王锡淮 男, 1961 年生, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究领域为电力系统建模与控制, 系统优化。

李军军 男, 1981 年生, 博士研究生, 主要从事电力系统智能优化。